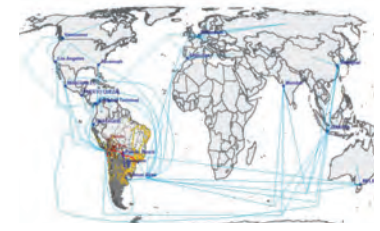


Aproximación bayesiana aplicada al reparto modal en modelos de transporte de mercancías

Caso práctico: Corredor Ferroviario Bioceánico Central



Bayesian approach to model choice analysis in freight transport models (Case study: Central Bioceanic Railway Corridor)



Óscar DeGregorio-Vicente, Beatriz González-Pérez y Miguel-Ángel Gómez-Villegas

Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias Matemáticas. Dpto Estadística e Investigación Operativa Et Instituto de Matemática Interdisciplinar (IMI). Plaza de Ciencias, 3 - Ciudad Universitaria - 28040 Madrid. Tfno: +34 91 3944531

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/8126> | Recibido: 22/08/2016 • Evaluado: 24/08/2016 • Aceptado: 24/05/2017

ABSTRACT

• Transport planning requires tool to model the current and future situation of an infrastructures network. In this way, different scenarios of passenger flows, vehicles or freight can be predicted and serve as information for decision making. One of these tools are the so called "Demand models", among which the four steps models (Generation/attraction, Distribution, Modal choice, Network assignment) is a remarkable example for its widespread use.

This paper presents a novel Bayesian approach to the third step of a demand transport model. Traditional discrete choice models are the ones most commonly used at this purpose, although other methods such as neural networks have been used by some authors. A Bayesian network is proposed as tool for estimating the decisions made by users when they face the need to choose which transport alternatives to use for sending cargo in a case study corresponding to the Central Bioceanic Corridor in South America.

The results from fitting a logit model and a Bayesian network are compared and show the Bayesian network to be a promising tool to be applied in this kind of applications.

• **Key Words:** Transport Model, Discrete choice model, Logit, Bayesian Network.

RESUMEN

La Planificación de los Transportes de una determinada zona necesita herramientas que permitan representar o modelizar, de forma analítica, la situación actual y futura de su red de infraestructuras. De esta manera, se pueden estimar, para diferentes escenarios, los flujos de pasajeros, vehículos o mercancías que habrá en dicha red.

Una de estas herramientas son los denominados Modelos de Demanda, de entre los que destaca el modelo clásico de 4 etapas (Generación-Atracción, Distribución, Reparto o elección modal y Asignación).

El presente artículo muestra una novedosa aproximación a la tercera etapa, que es la correspondiente a la decisión del modo de transporte a la que se enfrenta la unidad de decisión dentro de un conjunto discreto de alternativas. Tradicionalmente, los modelos de elección discreta han sido los más utilizados para esto, aunque existen otros métodos, como las redes neuronales, que también han sido utilizadas por otros autores. Las redes bayesianas se proponen como herramienta alternativa para la elección modal, tanto para pasajeros como para mercancías, y para este último caso,

se presenta un caso de estudio basado en el Corredor Ferroviario Bioceánico Central en Sudamérica.

Los resultados obtenidos permiten comparar un modelo logit y una red bayesiana, y muestran cómo la aproximación bayesiana surge como una herramienta prometedora en este tipo de aplicaciones.

Palabras Clave: Modelos de Transporte, Modelo de Elección Discreta, Logit, Red Bayesiana.

1. INTRODUCCIÓN

El análisis de inversiones en grandes infraestructuras de transporte requiere la estimación, con largos horizontes de análisis, de cómo los usuarios de dichas redes (sean pasajeros o mercancías) harán uso de las mismas, si escogen unas alternativas frente a otras y, en definitiva, de si un nuevo proyecto supone una mejora real para el conjunto, de tal manera que compense los altos costes de inversión a los que se ha de hacer frente. Para lograrlo pueden someterse a diversas fuentes de incertidumbre.

Al respecto, un aspecto clave en el desarrollo de dichos modelos es la estimación del reparto modal entre una serie de alternativas. Los modelos de elección discreta estiman cómo distintos decisores escogen entre una serie de opciones que pueden corresponder a distintos modos de transporte, combinaciones de modos o configuraciones de un modo de transporte en función de un conjunto de factores que determinan la elección [1].

En el transporte de mercancías, los dos factores más determinantes en la elección modal son tiempo y coste de viaje por cada opción, aunque debido a la disparidad entre los criterios seguidos por usuarios distintos, se considera adecuado el uso de modelos probabilísticos frente a modelos determinísticos, de forma que se contemple la variabilidad en las decisiones de los usuarios del medio de transporte. Por tanto, el modelo de elección proporciona la probabilidad de uso de una alternativa, y esa probabilidad es usada en un modelo de transporte (agregado usualmente), como la proporción de usuarios que toman dicha alternativa.

Los modelos más habitualmente empleados en la práctica son modelos de tipo *Multinomial Logit (MNL)*, pueden verse en [1], aunque hay variaciones que parten de hipótesis más complejas, como los modelos Logit Anidados (*Nested Logit Models*) pueden consultarse en [4].

Según la principal referencia bibliográfica sobre modelización de transporte [1], por un lado tenemos que:

- La elección del modo de transporte dentro de la red cons-

truida, representa el elemento más importante en la planificación de los transportes y en la toma de decisiones;

- Tanto para modelos de pasajeros como de mercancías, es la etapa crucial de cara a las proyecciones a futuro;
- Influye en la eficiencia general del sistema de transportes, en la cantidad de espacio urbano dedicado a las funciones del transporte, así como en el conjunto de alternativas disponibles;

Y por otro lado, tenemos que:

- La probabilidad de que los individuos elijan una determinada alternativa es función de sus características socioeconómicas y de la relativa atractividad de la alternativa;
- Para representar la atractividad de la alternativa se utiliza el concepto de utilidad (artificio teórico, lo que el individuo intenta maximizar). Las alternativas *per se* no producen utilidad, sino que la utilidad se deriva de las características de las alternativas y de las características de los individuos [2]. La utilidad medible u observable se define generalmente como una combinación lineal de variables;
- Hay que comparar el valor de las utilidades de cada alternativa y transformarlos en un valor de probabilidad entre 0 y 1, utilizando habitualmente transformaciones matemáticas entre las que destacan los modelos Logit (Ec. (1)) y Probit (Ec. (2)):

$$\text{Logit: } P_1 = \frac{\exp(V_1)}{\exp(V_1) + \exp(V_2)} \quad (1)$$

$$\text{Probit: } \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} V_1 - V_2 + x_1 \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left[\frac{(x_1)^2}{\sigma_1^2} - \frac{2\rho x_1 x_2}{\sigma_1 \sigma_2} + \frac{(x_2)^2}{\sigma_2^2}\right]\right\}}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{(1-\rho^2)}} dx_2 dx_1 \quad (2)$$

Siendo los más utilizados de estos los siguientes:

- Multinomial Logit (MNL) pueden verse en [1], Ec. (3):

$$P_{iq} = \frac{\exp(\beta V_{iq})}{\sum_{A_j \in A(q)} \exp(\beta V_{jq})} \quad (3)$$

- Hierarchical Logit (HL), o Modelo Logit Anidados, que pueden verse en [3] y [4], Ec. 4:

$$\text{con } P(d, m) = \frac{\exp(\beta(V_d + V_d^*)) \exp(\lambda V_{dm})}{\sum_d \exp(\beta(V_d + V_d^*)) \sum_m \exp(\lambda V_{dm})} \text{ con } V_d^* = \left(\frac{1}{\lambda}\right) \log \sum_m \exp(\lambda V_{dm}) \quad (4)$$

Pero, según [1]:

- "Toda esta teoría se basa en la hipótesis de que la unidad de decisión, el usuario *ideal* es racional, egoísta, y sus gustos *nunca* cambian, maximizando su utilidad mediante análisis cuidadosos y reflexivos."
- "Sin embargo, el usuario *real* es parcialmente racional, pero también es emocional y colaborador. No puede usar *todas* las alternativas, por lo que usa reglas heurísticas para decidir:
 - Le importan más los cambios que los valores absolutos.
 - Tiene una sensibilidad decreciente a los cambios de utilidad.
 - Es enemigo de las pérdidas.
 - No reacciona inmediatamente."

Dicho esto, dada la incertidumbre y la información a priori en la toma de decisiones por el decisor, ¿por qué no plantear otro tipo de modelos para analizar la elección de alternativas?, más allá de modelos MNL o HL, optimizando la etapa de reparto modal utilizando redes Bayesianas (RB), dados los buenos resultados de las mismas en los últimos años en diferentes trabajos de investigación, y dada la relevancia de esta etapa en los modelos de transporte.

Este artículo presenta una aproximación novedosa al problema de la modelización del reparto modal mediante la aplicación de RB aunque recoger todas las citas es prácticamente imposible, debemos citar a [20], donde están contenidas las RB asociadas a la distribución multinomial y [21] donde pueden verse distribuciones más generales aplicadas a este tipo de redes.

2. METODOLOGÍA Y CASO DE ESTUDIO

2.1. METODOLOGÍA

Si bien los usuales modelos matemáticos tienen una larga trayectoria y una base sólida, a la hora de encontrar soluciones al problema de la elección discreta, existen otro tipo de aproximaciones diferentes a las frecuentistas que pueden dar lugar a mejores resultados, y este es el caso de las aproximaciones bayesianas.

Las RB surgen en la década de los 80, derivadas de las investigaciones que desde los 70 se venían haciendo en inteligencia artificial (IA) con los sistemas expertos, programas capaces de simular e incluso sustituir en algunas ocasiones a los razonamientos humanos.

El propio término de "Redes Bayesianas" se le atribuye en estos años, en concreto, en el año 1985 a Judea Pearl véase [5], para hacer hincapié en tres aspectos fundamentales:

- El carácter a menudo subjetivo de la información de entrada;
- La dependencia del condicionamiento mediante el *teorema de Bayes* como base para la actualización de la información;
- La distinción entre los modos causales y probatorios de razonamiento, lo que subraya Thomas Bayes en un documento publicado póstumamente en 1763 [6].

A finales de 1980 los textos seminales *Razonamiento Probabilístico en Sistemas Inteligentes* [7] y *Razonamiento Probabilístico en Sistemas Expertos* [8] resumen las propiedades de las RB y ayudan a considerar a las mismas como un campo de estudio.

Siguiendo esta línea de investigación, durante las décadas de los 80 y 90, se puso de manifiesto que la IA no debía únicamente imitar el comportamiento racional humano, sino colaborar con éstos en las tomas de decisiones a través de sinergias. Es decir, transmitir conocimiento del proceso lógico seguido para resolver un problema y obtener una solución.

Al respecto, en el año 1993, [9] dirige una cita a los editores de la revista *Knowledge Acquisition*, quienes deciden publicarla, en la que indica: "La cuestión clave no es la IA, sino cómo mejorar la inteligencia natural con la ayuda de los sistemas basados en conocimiento."

Dicho esto como precedente contextual, para explicar la importancia que en las últimas décadas están teniendo las RB, éstas se definen como un modelo gráfico probabilístico, un grafo acíclico dirigido (GAD) que representa: (1) cualitativamente, un conjunto de variables, llamadas nodos, y sus dependencias condicionales probabilísticas, codificadas en sus arcos, (2) cuantitativamente, que recogen las distribuciones de probabilidad condicionadas de cada nodo dado sus padres. Cada nodo puede ser un parámetro, una variable aleatoria o una hipótesis.

- Para la especificación de la información cualitativa de la RB se utiliza un DAG, que se denota $D = (V,E)$, donde cada uno de los nodos de D representa los elementos del problema $X = \{X_1, \dots, X_n\}$, siendo por tanto $V = \{X_1, \dots, X_n\}$; y las aristas dirigidas que están en E muestran las relaciones de tipo causal, siendo él o los nodos padre, la causa, y él o los nodos hijos, el efecto.
- Para la especificación de la información cuantitativa se tiene un conjunto de distribuciones de probabilidad condicionada $P = \{p(x_1|pa(x_1)), \dots, p(x_n|pa(x_n))\}$, de forma que para cada variable $X_i \in X$ se tendrá la distribución de probabilidad condicionada de X_i dada la ocurrencia de sus padres $pa(X_i)$ en el grafo D , denotada por $p(x_i|pa(X_i))$.

En resumen, formalmente, uniendo los dos conceptos, una RB está formada por el par (G,P) , donde G es un DAG formado por un nodo para cada variable aleatoria de $X = \{X_1, \dots, X_n\}$, y arcos que representan la estructura de dependencia probabilística entre ellas, $P = \{p(x_1|pa(x_1)), \dots, p(x_n|pa(x_n))\}$ es un conjunto de n distribuciones de probabilidad condicionadas, y $pa(x_i)$ es el conjunto de padres del nodo X_i en G .

Es decir, un DAG es una RB respecto a un conjunto de variables, si el conjunto de la distribución de probabilidad de las variables nodo puede ser escrito como el producto de la distribución local de cada nodo y sus padres como la siguiente factorización [10], Ec. (5):

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \text{padres}(x_i)) \quad (5)$$

Si hay un arco desde el nodo A hacia el nodo B , A es llamado padre de B y B es un hijo de A . El conjunto de nodos padre de un nodo x_i se denota como "padres (x_i)".

Esta última ecuación (5) es una distribución de probabilidad condicionada por cada variable aleatoria. O lo que es lo mismo, cada nodo X_i es una variable condicionada por sus padres, lo que establece una relación directa entre la parte cualitativa y la parte cuantitativa de la red, ya que es el GAD el que permite determinar las distribuciones de probabilidades condicionadas que se consideren en la factorización de la distribución de probabilidad conjunta. Es decir, a un GAD le corresponde una factorización de la distribución de probabilidad conjunta de una RB.

A partir de esta propiedad, existen algoritmos eficientes que realizan inferencia y aprendizaje en RBs pueden verse en [11] y [12]. Entre las principales características de las RB se deben destacar:

- 1) Cumplen las propiedades de *separación*, que determinan estructuras de independencia (y dependencia) condicionada. Esto es, a partir del concepto de *evidencia* o valor exacto conocido que toma una de las variables (nodos), tal que al introducir esta información en la red, afecta a la incertidumbre del resto de las variables, se estudia cómo se traslada la información de dicha evidencia a lo largo de una red, es decir, los criterios de separación que se cumplen en el grafo; las relaciones de independencia o dependencia condicionada entre las variables, que dependerán del tipo de conexión que se considere:
 - a) conexión **serial**, se transmite información de la evidencia, excepto que dicha información esté contenida en el nodo intermedio, (A y C *separados* dado B);
 - b) conexión **divergente**, la información fluye a través de la red, excepto si la evidencia se encuentra en el nodo padre, ya que queda bloqueada la comunicación entre los nodos hijos, (B y C *separados* dado A);

- c) conexión **convergente**, la información puede ser transmitida a través de la red sólo si se tiene la evidencia sobre el nodo hijo, o un descendiente de éste, (A y B *conectados* dado C);
- 2) Cumplen la propiedad de Markov si y sólo si, cada nodo X_i es condicionalmente independiente de sus no descendientes, $nd(x_i)$, dado sus padres, $pa(x_i)$ [13]. Es decir,

$$P(x_i | pa(x_i), nd(x_i)) = P(x_i | pa(x_i)) \quad (6)$$

En la siguiente figura (1) se representan gráficamente estas propiedades.

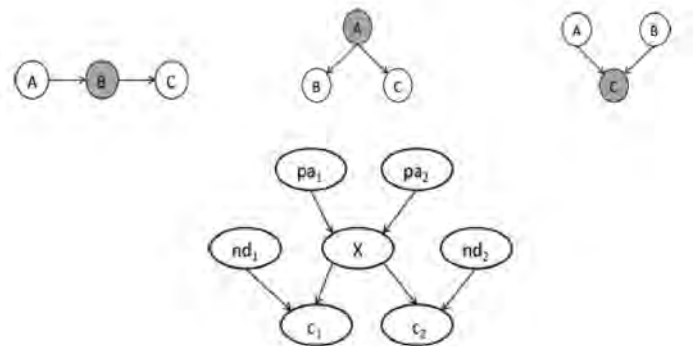


Fig. 1: a) conexión serial, b) conexión divergente, c) conexión convergente y d) Propiedad de Markov

Esta propiedad, permite definir una RB de forma similar a la Ec. (5), a través de los siguientes teoremas:

- teorema 1: todo par (G,P) que cumple la propiedad de Markov, constituye una red Bayesiana.
- teorema 2: toda red Bayesiana formada por el par (G,P) , cumple la propiedad de Markov.

Conclusión, considerando recíprocos estos dos teoremas, se puede concluir que toda RB definida por el par (G,P) , cumple dos propiedades equivalentes: la factorización presentada en Ec. (5) y la de Markov presentada en Ec. (6).

Teniendo en cuenta todas estas consideraciones de las RB, en relación a la modelización de transporte, cabe destacar en los últimos años, por citar algunos, los trabajos realizados:

- para la estimación de matrices de origen-destino de viajes (matrices OD), a partir de la información de placas de matrículas en flujos vehiculares, o a partir de flujos parciales de tráfico dada una ed urbana. La tesis doctoral [14] contiene ejemplos aplicados a la red viaria de Nguyen-Dupuis, a la red viaria de Ciudad Real y a la del Estado de Vermont. Consiguiendo dicho trabajo
- para la estimación de matrices origen-destino de viajes (matrices OD), a partir de la información de placas de matrículas en flujos vehiculares, o a partir de flujos parciales de tráfico dada una red urbana la tesis doctoral de Maria Nogal Macho [14] considerando ejemplos aplicados la red viaria de Nguyen-Dupuis, a la de Ciudad Real y a la del Estado de Vermont. Consiguiendo dicho trabajo de Tesis Doctoral el 1er Premio Internacional Abertis en el año 2012.
- para el análisis de decisión en diferentes escenarios de transporte, el trabajo [15], explica en su capítulo 3, un problema de reparto postal considerando una serie de variables de partida que son incluidas en una red bayesiana obteniendo unos resultados esclarecedores;

- el trabajo [16] contiene la construcción de modelos de predicción de flujos de tráfico en los arcos de una red dada, para estimar matrices OD, así como para encontrar la mejor ubicación para los puntos de conteo de tráfico con el objetivo de que las Administraciones (locales, regionales y nacionales) consigan una mejor gestión de la movilidad en términos globales.

Por tanto, si bien históricamente se ha buscado la estimación de flujos como una dirección clara de investigación, el presente artículo se dirige más hacia la utilización de las RB para mejorar la bondad de los resultados obtenidos en la etapa del reparto modal, de los modelos clásicos de transporte de cuatro etapas: 1) Generación/Consumo de carga, 2) Distribución de carga, 3) Reparto modal y 4) Asignación a red.

2.2. CASO DE ESTUDIO

Con el fin de poner de manifiesto la aplicación de nuestro método se ha utilizado el Corredor Ferroviario Bioceánico Central (CFBC) (Fuente: Modelo de Transportes del estudio "Análisis de prospectiva comercial, mercado y alternativas logísticas" con número de préstamo BO-L1056-1), Figuras 2 y 3, pretende conectar las redes ferroviarias oriental y occidental de Bolivia, lo cual permitiría un continuo en dicha red uniendo océano Atlántico y Pacífico. Ambas redes bolivianas están separadas por la cordillera de los Andes y esta infraestructura busca conectar el altiplano andino occidental, a 4.000m de altura, y la zona oriental de Bolivia a unos 600m de altura, conectada a su vez a Brasil y Argentina. De esta forma se podrá configurar un corredor ferroviario de costa a costa de gran interés económico.

Especialmente, es de suma importancia para las regiones más interiores de Sudamérica, ya que sus comunicaciones con los puertos más cercanos son lentas y costosas, y por ello constituyen un impedimento para el desarrollo económico de la región.

El trabajo descrito en este artículo parte del modelo de transporte de 4 etapas desarrollado en dicho proyecto para proporcionar estimaciones de los flujos de mercancía y pasajeros que harán uso de dicho corredor frente a las alternativas existentes. Para mercancía, los principales modos en competencia con el ferroviario, por agregación en la cadena de transporte, son la carretera y la hidrovía Paraguay-Paraná. Una descripción completa puede leerse en [17] si bien este artículo se centra en la problemática del transporte de mercancías ya que es el de mayor interés para el CFBC.

2.2.1. Alternativas de elección

El problema de elección modal en este proyecto considera como alternativas de transporte las combinaciones de puertos de

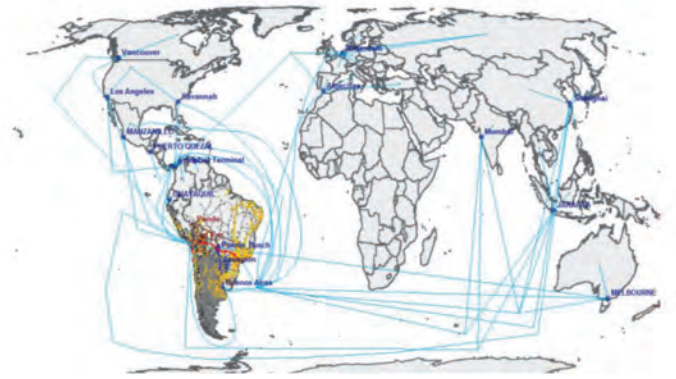


Fig. 3: Captura de pantalla del modelo de transportes (mundial)

importación/exportación, junto con los modos de transporte hasta el puerto. No todas las combinaciones entre opciones son viables en la práctica, por lo que un primer paso consistió en identificar las combinaciones de alternativas factibles.

La siguiente tabla (I) muestra las alternativas disponibles, combinación de puerto y modo, para las mercancías de tipo graneles y para la mercancía contenerizada.

Alternativas			
Puerto	Modo	Graneles	Contenedores
Arica	C	Sí	Sí
Arica	MM	No	No
Ilo	C	Sí	Sí
Ilo	MM*	Sí	Sí
Iquique	C	Sí	Sí
Antofagasta	C	Sí	No
Antofagasta	MM	Sí	No
Pto. Busch	C	Sí	Sí
Pto. Busch	MM	Sí	Sí
Pto. Suarez	C	Sí	Sí
Pto. Suarez	MM	Sí	Sí
Buenos Aires	C	Sí	Sí
Santos	C	Sí	Sí
Santos	MM	Sí	Sí

*Esta alternativa no está disponible en la actualidad sino que será fruto de la construcción del CFBC.

Tabla I: Alternativas disponibles en el modelo (C=carretera, MM=multimodal carretera/tren)

2.2.2. Muestra de datos

Para realizar el ajuste de los modelos de elección, se partió de la mayor muestra disponible que permite estimar la distribución



Fig. 2: Mapa propuesto para el CFBC

geográfica de los movimientos de carga en Bolivia, que es la base de datos del Instituto Nacional de Estadística (INE) boliviano para comercio exterior. Dicha base de datos contiene registros de exportaciones e importaciones identificando las siguientes variables:

- Productos agrupados por diversas categorías (se han empleado las categorías de sección NANDICA de cuatro dígitos y la clasificación de principales productos).
- Departamento de origen o destino.
- País de origen o destino de importación o exportación.
- Vía de salida, que permite identificar a través de qué puerto se envía la carga en aquellos envíos a destinos internacionales de larga distancia.
- Modo de salida, que permite identificar si se está empleando carretera, ferrocarril o hidrovía.

Esta información en conjunto con el modelo de costes y tiempos implementado con el software de modelización macroscópica TransCad (Caliper Corp. – www.caliper.com), permite analizar los modos de salida adoptados en relación con los costes y tiempos que implica cada opción. Para ello se combinaron tablas de importaciones y exportaciones descargadas del INE boliviano con las matrices OD de costes y tiempos obtenidas con el modelo de transporte. La tabla de datos de exportaciones empleada para el ajuste de los modelos de elección contiene un total de 466 registros y la de importaciones 4.333.

2.2.3. Calibración del MNL

Realizada con el software estadístico R por ser la herramienta estadística con mayor variedad de librerías de programación y técnicas de este tipo desarrolladas por investigadores. Los valores de los parámetros ajustados se omiten en este artículo por estar sujetos a cláusulas de confidencialidad del proyecto, pero en la tabla siguiente puede comprobarse la significación de los parámetros de los modelos. Se consideraron tres tipos de parámetros en el modelo:

- Un parámetro de efectos fijos asociado al puerto.
- Un parámetro de efecto del coste por cada tipo de mercancía.
- Un parámetro de efecto del tiempo por cada tipo de mercancía.

Tipo de Carga	Parametro	p-valor
Contenedores	Puerto Arica	0.0000
Contenedores	Coste	0.0000
Contenedores	Tiempo	0.0000
Graneles Sólidos Sucios	Coste	0.0000
Graneles Sólidos Sucios	Tiempo	0.0000
Graneles Sólidos Limpios	Tiempo	0.0001
Graneles Líquidos	Coste	0.0000

Tabla II: Parámetros de la función de utilidad con el p-valor del test de significación

Entrada	Variable	Descripción
Tiempo	$T_k = t_k - \min_k t_k$	Diferencia de tiempo con respecto al tiempo de la mejor alternativa k .
Coste	$C_k = c_k - \min_k c_k$	Diferencia de coste con respecto al coste de la mejor alternativa k .
Flujo de mercancía por año	$F_{i,j,m}$	Flujo de mercancía del origen i al destino j para la mercancía m .
Precio FOB	$FOB_{i,m}$	Precio FOB del producto en el punto de origen
Proporción de uso de la alternativa	$p_{m,i,j,k}$	Proporción de mercancía del tipo considerado entre el origen i y el destino j que hacen uso de la alternativa considerada k .

Tabla III: Variables para la red Bayesiana

Los parámetros de la función de utilidad que no mostraron ser estadísticamente significativos en el test de significación fueron eliminados del modelo hasta seleccionar los modelos indicados, Tabla II.

Resumiendo la tabla anterior, en el ajuste se observó, con la información utilizada, que el parámetro relativo al puerto de Arica resultó ser estadísticamente significativo ya que este puerto ofrece instalaciones especialmente aptas para el tráfico de contenedores que no se explican sólo en término de tiempos y costes de acarreo. Para los graneles sólidos limpios, sólo el tiempo se encontró como factor significativo, ya que se trata principalmente de productos agrícolas para los cuales los tiempos de viaje son muy importantes. Para los graneles líquidos (principalmente combustible) el principal factor de decisión se observó que era el coste.

A partir de este análisis, los modelos de elección MNL fueron implementados en el modelo de transporte y con ello se obtuvieron las estimaciones de asignación a red relativas al reparto modal estimado. Ver Figura 4 siguiente:

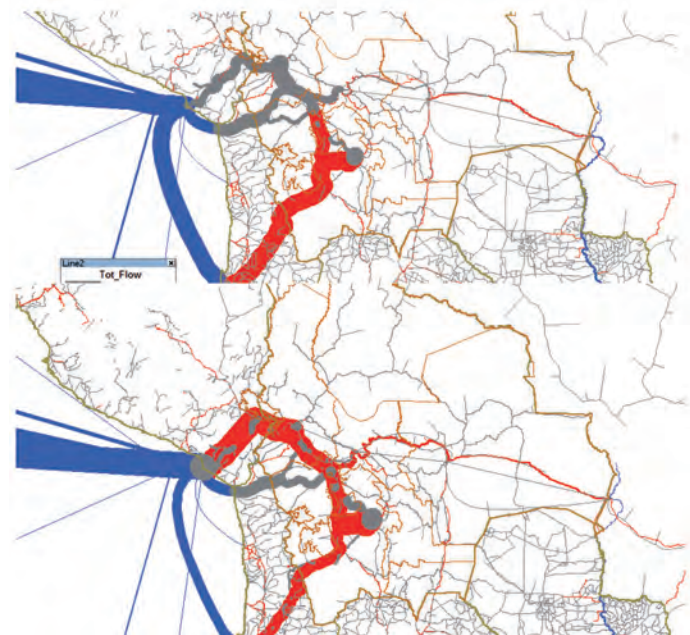


Fig. 4: Ejemplo de dos capturas de pantalla del modelo de transporte que muestra asignaciones para un producto, comparativa de 2 escenarios-hipótesis considerados por modos (rojo: tramos ferroviarios; azul: mar; gris: carretera)

2.2.4. Calibración de la RB

A partir del mismo conjunto de datos usado para los modelos MNL en R, empleando las siguientes variables de red:

- Tiempo
- Coste
- Flujo de mercancía por año
- Precio FOB (Free On Board) del producto
- % de reparto por alternativa.

Una diferencia con respecto a la codificación empleada para el ajuste de los modelos MNL es que en ellos se desarrolló un modelo independiente para cada tipo de mercancía mientras que para la red bayesiana se empleó una sola red para todas, aunque se incluyó el factor precio FOB como indicador del tipo de mercancía (los graneles tienen bajos precios FOB y los contenedores valores altos).

La codificación de las variables se explica en la Tabla (3):

El proceso de calibración siguió los siguientes pasos:

1. Aplicación del test de Doornick-Hansen de normalidad que mostró que las variables no se ajustaban adecuadamente a una distribución Normal.
2. Transformación de los datos mediante la transformación "Nonparanormal" propuesta por Liu [18].
3. Aplicación de nuevo del test de Doornick-Hansen a la muestra transformada para verificar que efectivamente la transformación había proporcionado una muestra con distribución Normal.
4. Como restricción para la calibración de la red bayesiana se incluyó que los nodos correspondientes a las proporciones no pudieran ser orígenes de los links del grafo. Esto se debe a que estas variables han de ser explicadas en todos los casos a partir del resto de variables de la red.
5. Aplicación del algoritmo max-min hill-climbing (mmhc) de Tsamardinos [19], para la calibración de la red bayesiana.

El resultado de la calibración de la RB proporcionó los resultados de la Tabla IV (ponerlo en castellano).

• Nodos:	42
• Arcs:	61
• Undirected arcs:	0
• Directed arcs:	61
• Average Markov blanket size:	4.86
• Average neighbourhood size:	2.90
• Average branching factor:	1.45
• Learning algorithm:	Max-Min Hill-Climbing
• Constraint-based method:	Max-Min Parent Children
• Conditional indep. test:	Pearson's Correlation
• Score-based method:	Hill-Climbing
• Score:	BIC (Gauss.)
• Alpha threshold:	0.05
• Penalization coefficient:	3.061246
• Tests used in the learning procedure:	4504
• Optimized:	TRUE

Tabla IV: Resultados de la calibración de la RB

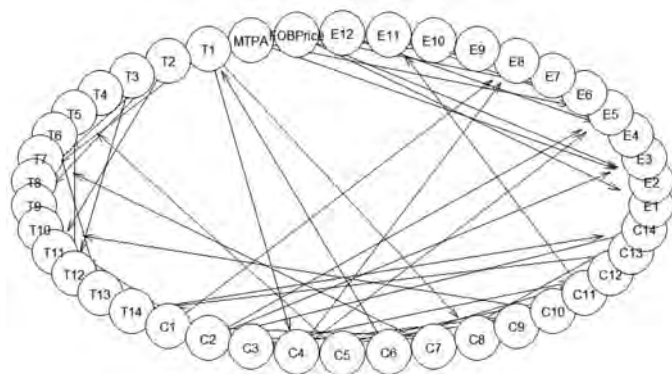


Fig. 5: Grafo de la Red Bayesiana

ALTERNATIVA	ECM		Error Máximo	
	MNLogit	RB	MNLogit	RB
ANTOFAGASTA_Carretera	15.08%	8.50%	99.48%	37.04%
ANTOFAGASTA_MM	16.26%	7.40%	93.73%	39.53%
ARICA_Carretera	73.71%	29.48%	100.00%	57.00%
ARICA_MM	19.67%	4.05%	41.66%	48.81%
ILO_Carretera	14.05%	12.26%	100.00%	46.24%
IQUIQUE_Carretera	27.10%	13.27%	100.00%	39.66%
IQUIQUE_MM	5.64%	2.20%	10.24%	46.96%
BUENOS AIRES_Carretera	19.56%	15.83%	100.00%	47.30%
PTO.SUAREZ_Carretera	6.84%	3.55%	95.49%	46.86%
PTO.SUAREZ_MM	5.03%	2.20%	90.26%	46.96%
SANTOS_Carretera	8.28%	10.27%	100.00%	48.10%
SANTOS_MM	3.78%	6.30%	10.24%	50.15%

Tabla V: Comparación entre los errores cuadrático medio y máximo cometidos en la estimación de las proporciones de cada modo de transporte para cada puerto considerado

Por otro lado la siguiente Figura 5 muestra el grafo de la RB generada, donde se observan las relaciones entre los nodos de costes ($C_1...C_{14}$) y tiempos ($T_1...T_{14}$) para las distintas alternativas ($E_1...E_{14}$), y cómo unos pocos de ellos en conjunto con los precios FOB y el flujo de mercancía por año (MTPA), explican la mayor parte de porcentajes de elección observados.

3. RESULTADOS

Los resultados de la Tabla (V) siguiente muestran el error cuadrático medio (ECM) y el error máximo cometidos en la estimación de la muestra mediante el modelo MNL y la Red Bayesiana.

Se puede apreciar que en la mayoría de alternativas de transporte, excepto en las marcadas en negrita, la red bayesiana incurre en un error cuadrático medio menor y que, además, los errores máximos son en general también inferiores. Esto es especialmente relevante en el caso de la opción de Arica por carretera y Puerto Suárez que en la actualidad son los dos puntos con mayor volumen de importación y exportación del país.

5. CONCLUSIONES

De los resultados obtenidos se pueden obtener las siguientes conclusiones.

- Los modelos de transporte son una poderosa herramienta para ayudar en la toma de decisiones relacionadas con las infraestructuras y las inversiones que un país ha de llevar a cabo a futuro.
- Los avances algorítmicos y de procesamiento de grandes cantidades de información están permitiendo que nuevas técnicas, como las RB, se postulen como alternativas reconocidas, obteniéndose resultados prometedores.
- Este artículo demuestra que los resultados y ajustes obtenidos mediante la aplicación de RB, en comparación con los modelos logit multinomiales, permite minimizar los errores y encontrar alternativas.

Este artículo describe los modelos de elección modal empleados en el estudio de mercado de un posible nuevo corredor ferroviario entre Brasil y Perú (CFBC).

Inicialmente, en el proyecto, se optó por el empleo de un modelo de elección modal (MEM), que estima las proporciones de uso de las alternativas correspondientes a combinaciones de modo de transporte y puerto, empleando como factores los tiempos y costes de cada alternativa, el puerto en cuestión, y ajustando un modelo por cada tipo de mercancía.

Como alternativa añadida se presenta una aproximación bayesiana al problema de la elección modal, que no ha sido considerada por autores previos en este tipo de problemas de modelización de transporte. La red bayesiana permite estimar las proporciones de uso de las alternativas por sus tiempos y costes y añadiendo también la variable precio FOB del producto. En el modelo MEM no se usa el precio FOB del producto sino que se ajusta un modelo independiente para cada producto.

Los resultados del ajuste muestran que la red bayesiana proporciona una estimación más precisa tanto en base al error cuadrático medio como a los errores máximos de ajuste. Estos resultados abren una nueva línea de aplicación para las RB en los problemas de elección modal en transporte. Por un lado, ofrecen posibilidades interesantes en cuanto al establecimiento de relaciones de causalidad entre las variables del problema y por otro lado, los resultados en este caso en particular, muestran que las RB ofrecen un gran potencial para ser más precisas que los modelos clásicos MEM que se han venido utilizando hasta la fecha.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. Ortúzar and L. G. Willumsen, *Modelling Transport*, 4th ed. Chichester, West Sussex, 2011.
- [2] K. J. Lancaster, "A New Approach to Consumer Theory," *J. Polit. Econ.*, vol. 74, no. 2, pp. 132–157, Apr. 1966.
- [3] H. C. W. L. Williams, "On the formation of travel demand models and economic evaluation measures of user benefit," *Environ. Plan. A*, vol. 9, no. 3, pp. 285–344, 1977.
- [4] A. Daly, S. Zachary, D. Hensher, and Q. Dalvi, "Improved multiple choice models," 1978.
- [5] J. Pearl, "Bayesian Networks A Model of Self-Activated Memory for Evidential Reasoning," *Proceedings of the 7th Conference of the Cognitive Science Society*. Irvine, California, pp. 329–334, 1985.
- [6] M. Bayes and M. Price, "An Essay towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances. By the Late Rev. Mr. Bayes, F. R. S. Communicated by Mr. Price, in a Letter to John Canton, A. M. F. R. S.," *Philos. Trans. R. Soc. London*, vol. 53, pp. 370–418, Jan. 1763.
- [7] J. Pearl and Judea, *Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference*. Morgan Kaufmann Publishers, 1988.
- [8] R. E. Neapolitan and R. E., *Probabilistic reasoning in expert systems: theory and algorithms*. Wiley, 1990.
- [9] W. J. Clancey, "Notes on 'Heuristic classification,'" *Artif. Intell.*, vol. 59, no. 1, pp. 191–196, 1993.
- [10] F. V. Jensen and F. V., *Bayesian networks and decision graphs*. Springer, 2001.
- [11] R. E. Neapolitan and R. E., *Learning Bayesian networks*. Pearson Prentice Hall, 2004.
- [12] E. Castillo, J. M. Gutiérrez, and A. S. Hadi, *Expert Systems and Probabilistic Network Models*. New York, NY: Springer New York, 1997.
- [13] K. B. Korb and A. E. Nicholson, *Bayesian artificial intelligence*. Chapman & Hall/CRC, 2004.
- [14] M. Nogal Macho and María, *Métodos matemáticos para la predicción de tráfico*. Universidad de Cantabria, 2012.
- [15] A. Holland, "Bayesian networks for transport decision scenarios," pp. 325–328, 2003.
- [16] E. Sánchez-Cambronero, S., Castillo and J. M. Menéndez., *Traffic Prediction*

Models: Using Bayesian Networks and Other Tools. LAP Lambert Academic Publishing, 2011.

- [17] R. Rios-Prado, D. Crespo-Pereira, D. Del Rio-Vilas, N. Rego-Monteil, and Ó. De Gregorio-Vicente, "MODEL DEVELOPMENT FOR THE ASSESSMENT OF AN INTERNATIONAL RAILWAY CORRIDOR – METHODOLOGICAL OVERVIEW," in *The 15th International Conference on Harbor, Maritime and Multimodal Logistics Modelling and Simulation*, *Proceedings*, pp. 133–139. 2013.
- [18] H. Liu, J. Lafferty & L. Wasserman, "The Nonparanormal: Semiparametric Estimation of High Dimensional Undirected Graphs," *J. Mach. Learn. Res.*, 10 pp. 2295–2328, 2009.
- [19] Tsamardinos, I., Brown, LE., Aliferis, CF. (2006). The max-min hill-climbing Bayesian network structure learning algorithm. *Machine Learning*, 65:31–78.
- [20] Ricardo A. Daziano, Luis Miranda-Moreno & Shahram Heydari, *Computational Bayesian Statistics in Transportation Modelling: From road Safety Analysis to Discrete Choice*, *Transport Reviews*, Vol. 33, 2013.
- [21] Tai-Yu Ma, *Bayesian Networks for Multimodal Mode Choice Behavior Modelling: A Case Study for the Cross Border Workers of Luxembourg*, *Transportation Research Procedia*, vol. 10, pp. 870–880, 2015.

AGRADECIMIENTOS

Al Grupo de Investigación en Métodos Bayesianos del Departamento de Estadística e Investigación Operativa de la Universidad Complutense de Madrid, por sus aportaciones en cuanto a las diferentes aplicaciones y líneas de investigación con RB. Al Grupo Integrado de Ingeniería -GII- de la Universidad da Coruña, por sus aportaciones en materia de modelización y simulación de eventos discretos. Así mismo agradecemos al editor y a cuatro referees anónimos por la cuidadosa lectura del manuscrito y por sus sugerencias que han llevado a la mejora del mismo.

Esta investigación ha sido parcialmente subvencionada por el Ministerio de Economía y Competitividad, España, grant TRA2015-65283-R y la Universidad Complutense de Madrid-Banco Santander, España, grant PR26/16-20261.